ISSN 1561-5359. Штучний інтелект, 2018, № 2

УДК 681.32

Л.С. Файнзильберг
Международный научно-учебный центр информационных технологий и систем
НАН и МОН Украины, Украина
пр. академика Глушкова, 40, г. Киев, 03680

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ С ЛОКАЛИЗОВАННОЙ ИНФОРМАЦИЕЙ

L.S. Fainzilberg
International Research and Training Center for Information Technologies and Systems
of the NAS and MES of Ukraine, Ukraine
40, Hlushkov av., Kyiv, 03680

INTELLIGENT INFORMATION TECHNOLOGY FOR PROCESSING OF SIGNALS WITH LOCALIZED INFORMATION

Рассмотрены особенности построения интеллектуальной информационной технологии извлечения локализованной диагностической информации из сигналов сложной формы, наблюдаемых в условиях возмущений. Представлена модель порождения искусственной ЭКГ реалистической формы. Показано, что эффективная информационная технологии обработки сигналов сложной формы должна обладать свойствами адаптации, обучаемости, обобщения и другими свойствами естественного интеллекта. Дана краткая характеристика предложенных оригинальных вычислительных процедур, обладающих этими свойствами. Приведены результаты практической реализации ИТ для построения отечественного микроэлектронного прибора ФАЗАГРАФ® для оценки состояния сердечно-сосудистой системы человека.

Ключевые слова: диагностические признаки, фазовое пространство, классификация

The features of building intelligent information technology for extracting localized diagnostic information from signals of complex shape, observed under disturbances, are considered. A model for generating an artificial ECG of a realistic form is presented. It is shown that an effective information technology for processing signals of complex shape should have the properties of adaptation, learning, generalization and other properties of natural intelligence. A brief description of the proposed original computational procedures with these properties is given. The results of the practical implementation of IT for the construction of the domestic microelectronic device FASAGRAF® to assess the state of the human cardiovascular system are presented.

Keywords: diagnostic features, phase space, classification

Введение

При построении компьютерных систем технической и медицинской диагностики часто возникает необходимость извлечения информации из временного сигнала $z(t)$, когда он имеет сложную форму, а диагностические признаки сосредоточены на небольших интервалах $\Delta t_i << T_0$, $\forall i = 1, 2, ...,$ области определения $T_0 = [t_1, t_2]$ сигнала $z(t)$ [1].

Для иллюстрации на рис. 1 показаны примеры двух таких сигналов: электрокардиограммы (ЭКГ), представляющей собой запись в координатах «разность потенциалов E – время t» сигнала, несущего информацию об электрической активности сердца (рис. 1 а), и термограммы кристаллизации железоуглеродистого расплава в координатах «температура T – время t» (рис. 1 б).

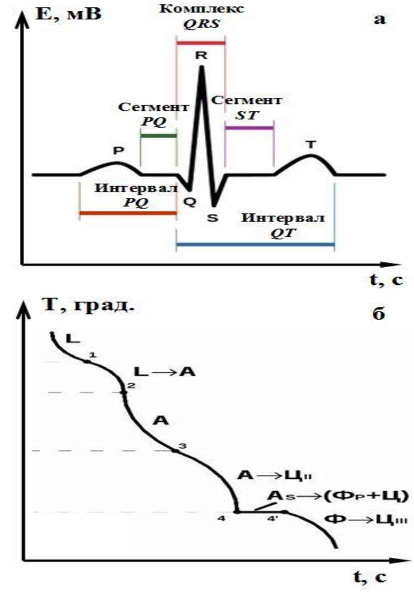


Рис. 1. Примеры сигналов с локализованной информацией

Амплитудно-временные параметры участка реполяризации ЭКГ (сегмента ST и зубца T) несут информацию о начальных признаках ишемических изменений сердечной мышцы (миокарда), а параметры фрагментов термограммы, вызванные термическими эффектами фазовых превращений, несут информацию о химическом составе расплава.

Постановка проблемы

Классические методы ортогональных разложений [2]

$$z(t) = \sum_{n=1}^{N} C_n \varphi_n(t) \qquad (1)$$

по системе базисных функций $\varphi_n(t)$ мало пригодны для обработки сигналов с локализованной информацией, поскольку коэффициенты C_n функционального ряда (1), построенного на *всей* области $T_0 = [t_1, t_2]$, почти нечувствительны к изменениям диагностических признаков, сосредоточенных на локальных интервалах $\Delta t_i << T_0$. Но именно такие локальные изменения имеют диагностическую ценность.

Сложности обработки сигналов с локально-сосредоточенными признаками возрастают, когда в реальных условиях информативные фрагменты скрыты различного рода возмущениями, которые далеко не всегда носят аддитивный характер [3].

Цель исследований – выявление общих закономерностей сигналов с локализованной информацией для определения и использования на практике наиболее эффективных вычислительных процедур, обеспечивающих переход от сигнала, наблюдаемого в условиях внешних и внутренних возмущений, к информации, ориентированной на конечного пользователя.

Базовые определения

Прежде чем переходить к решению поставленной задачи дадим некоторые базовые определения.

Слово «технология» объединяет два термина: «техно» (*греч.* ***«téchnë»*** – искусство, мастерство, умение) и «логия» (*греч.* ***logos*** – наука).

Таким образом, в общем случае технология представляет собой искусство преобразования некоторого сырья в продукт (например, железной руды в сталь), а наука технологии направлена на поиск наиболее эффективных способов такого преобразования [1].

Следовательно, можно ввести такое определение.

Определение 1. Информационная технология **(**ИТ) обработки сигналов *сложной* формы – совокупность вычислительных процедур, обеспечивающих эффективное извлечение *локализованной* диагностической информации (продукт технологии) из сигналов, искаженных внутренними и внешними возмущениями (сырье технологии).

Возможны формальный и неформальный (эвристический) подходы к построению вычислительных процедур, реализующих отдельные этапы ИТ.

Первый подход основан на решении оптимизационной задачи: вычислительная процедура строится *формально* из условия минимума (максимума) некоторого критерия (суперкритерия) $\Im$, характеризующего эффективность конкретного этапа обработки.

Например, байесовская схема классификации основана на минимуме критерия $\Im$, представляющего собой средний риск принимаемых решений, а процедура построения регрессионной модели – на основе минимума критерия $\Im$, представляющего собой среднеквадратическую ошибку аппроксимации экспериментальных данных функцией, заданной с точностью до неизвестных параметров.

Понятно, что не все вычислительные процедуры могут быть построены на основе формального подхода. Далеко не всегда удается выразить критерий $\Im$ эффективности конкретного этапа обработки сигнала в виде выпуклой функции, для которой можно провести глобальную оптимизацию. Можно указать и другие причины ограничений формального подхода.

В таких ситуациях не остается ничего иного, как строить вычислительную про-

цедуру неформально на основе интуиции, а критерий $\Im$ использовать лишь для оценки ее эффективности.

Пусть $\Im_0$ – априорное значение критерия $\Im$ определенного этапа ИТ, которое может быть оценено экспертом до использования некоторой вычислительной процедуры $\Re$, а $\Im_1$ – апостериорное значение критерия $\Im$, оцененное после использования этой процедуры.

Тогда правомерно ввести такие определения.

Определение 2. Процедура $\Re$ эффективна, если выполняется *строгое* неравенство:

$$\Im_1 < \Im_0 . \quad (2)$$

Определение 3. Процедура $\Re^{(i)}$ более эффективна, чем процедура $\Re^{(j)}$, если для апостериорных значений соответствующих критериев справедливо *строгое* неравенство:

$$\Im_1^{(i)} < \Im_1^{(j)} . \quad (3)$$

Таким образом, при неформальном построении вычислительной процедуры вовсе не обязательно решать оптимизационную задачу поиска глобального минимума. Более того, в соответствии с введенными определениями, процедура остается эффективной даже если она не удовлетворяет *локальному* минимуму критерия $\Im$, а лишь позволяет уменьшить значение критерия $\Im$ по сравнению с его априорным значением.

Разумеется, сформулированные определения естественным образом могут быть переформулированы, если процедура $\Re$ направлена на увеличение значения $\Im$.

На основании (2) и (3) выбор подходящей процедуры, при интерактивном синтезе прикладной ИТ [4], можно обеспечить методом проб и ошибок (рис. 2).

В последнее время при решении прикладных задач все большее распространение получает новый класс ИТ – интеллектуальные ИТ, концепция построения которых была разработана в Украине еще в девяностых годах прошлого века [5]. В отличие от традиционных, интеллектуальные ИТ оперируют обобщенными понятиями – образами, которые дают более полную информацию о внешней среде, а анализ таких образов порождает целостную картину изучаемых явлений.

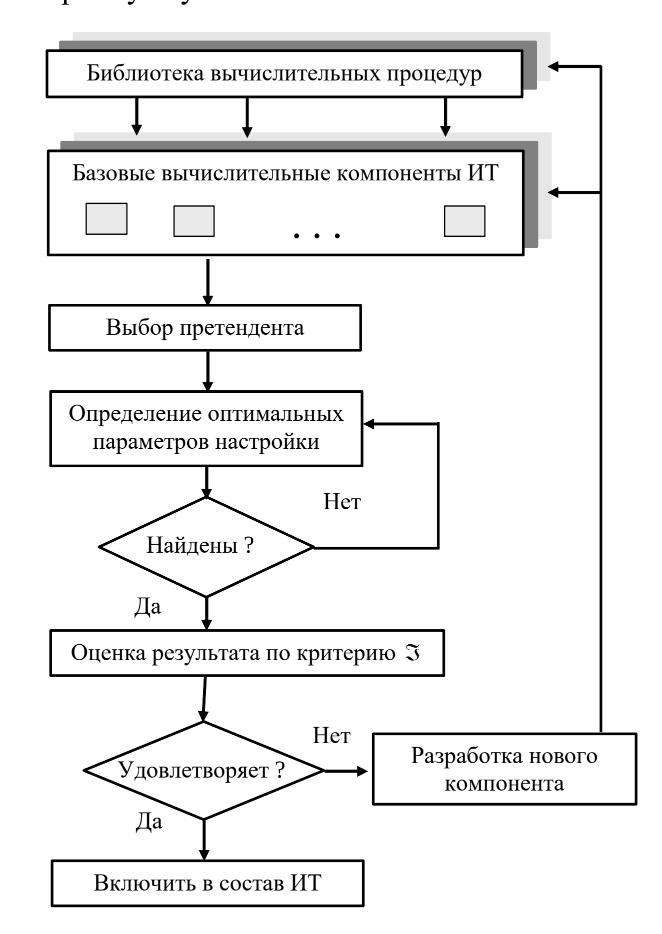


Рис. 2. Концептуальная идея синтеза ИТ

Понятно, что описанный неформальный подход правомерен и к оценке эффективности *интеллектуальных* вычислительных процедур, которые реализуют свойства естественного интеллекта [6], в частности:

- **адаптацию** – способность *приспосабливаться* к изменяющимся ситуациям внешней среды;
- **обучаемость** – способность улучшать свои потребительские свойства по мере эксплуатации;
- **обобщение** – способность *распознавать* классы ситуаций внешней среды;
- **инвариантность** – *нечувствительность* к возмущениям внешней среды;

- **прогнозирование** – возможность восстанавливать общую картину и предсказывать *будущие* ситуации по наблюдению только частей (фрагментов) внешней среды;
- **понимание** – способность *осмысливать* действительность на основе сравнения текущих характеристик внешней среды с их прошлыми значениями;
- **гибкость** – *устойчивость* к возможным неудачам и способность коррекции принимаемых решений;
- **взаимозаменяемость** – использование *альтернативных* методов анализа внешней среды;
- **коммуникабельность** – способность предоставлять информацию в форме, *понятной* для восприятия к*онкретным* пользователем с учетом его квалификации.

Модель порождения сигнала

Рассмотрим модель порождения сигнала сложной формы, которая положена в основу предлагаемой ИТ.

Пусть полезный сигнал $z_0(t)$ искажен внутренними $\xi(t)$ и внешними $h(t)$ возмущениями.

Представим *наблюдаемый* сигнал $z(t)$ в виде

$$z(t) = \Phi[z_0(t), \xi(t)] + h(t), \qquad (4)$$

где $\Phi[\cdot]$ – некоторая в общем случае неизвестная функция.

При регистрации электрокардиограмм (ЭКГ) внутренние возмущения $\xi(t)$ вызывают система органов дыхания и вегетативная нервная система, а аддитивные возмущения $h(t)$ обусловлены внешней средой – сетевыми помехами, мышечным тремором в местах наложения электродов и другими помехами.

Будем считать, что полезный сигнал (эталон) $z_0(t)$ представляет собой последовательность фрагментов $z_0^{(f)}(t)$, $f = 1,\ldots,F$ заданных на интервалах $\Delta t_f << T_0$:

$$z_0(t) = \begin{cases} z_0^{(1)}(t), \ 0 \le t < t_0^{(1)}, \\ \cdots \\ z_0^{(F)}(t), \ t_0^{(F-1)} \le t \le t_0^{(F)} = T_0, \end{cases} \qquad (5)$$

где T_0 – область определения $z_0(t)$, причем только некоторые из этих фрагментов несут диагностическую ценность.

При таких исходных предпосылках процесс порождения ЭКГ реалистической формы может быть описан математической моделью [7]:

$$z_m(t) = \sum_i \tilde{A}_{im} \exp\left[-\frac{(t-\tilde{\mu}_{im})^2}{2\tilde{b}_{im}^2}\right] + h(t), \qquad (6)$$

в которой

$$i \in \{P, Q, R, S, S-T, T\},$$

$$\tilde{A}_{im} = A_i(1+\alpha_{im}),$$

$$\tilde{\mu}_{im} = \mu_i(1+\delta_{im}),$$

$$\tilde{b}_{im} = \begin{cases} b_i^{(1)}(1+\varepsilon_{im}^{(1)}) \ \ \forall \ \ t \le \mu_{im}, \\ b_i^{(2)}(1+\varepsilon_{im}^{(2)}) \ \ \forall \ \ t > \mu_{im}, \end{cases}$$

где A_i, μ_i, $b_i^{(1)}$, $b_i^{(2)}$ – параметры, определяющие форму информативных фрагментов *полезного сигнала* $z_0(t)$ – зубцов P, Q, R, S, T и сегмента $S-T$ в виде *несимметричных* гауссовых функций, а α_{im}, δ_{im}, $\varepsilon_{im}^{(1)}$, $\varepsilon_{im}^{(2)}$ – последовательности реализаций независимых случайных величин, которые с нулевыми математическими ожиданиями распределены на интервалах

$$\alpha_{im} \in [-\alpha_i^0, \alpha_i^0], \ \delta_{im} \in [-\delta_i^0, \delta_i^0],$$

$$\varepsilon_{im}^{(1)} \in [-\varepsilon_i^0, \varepsilon_i^0], \quad \varepsilon_{im}^{(2)} \in [-\varepsilon_i^0, \varepsilon_i^0],$$

ограниченных фиксированными числами α_i^0, δ_i^0, ε_i^0.

Числа α_i^0, δ_i^0, ε_i^0 определяют степень *независимых* случайных искажений амплитудно-временных параметров A_i, μ_i, $b_i^{(1)}$, $b_i^{(2)}$ эталона $z_0(t)$ на наблюдаемой последовательности $z_m(t)$, $m = 1,\ldots,M$ сердечных циклов.

Эксперименты показали, что генеративная модель (6) порождает искусственные ЭКГ реалистической формы [8]:

опытные кардиологи не отличали реальные и искусственные ЭКГ.

Восстановление полезного сигнала

Согласно модели (6) первый этап ИТ должен обеспечить эффективное восстановление (оценку) полезного сигнала $z_0(t)$ по наблюдению $z(t)$ в условиях возмущений.

Решение этой задачи для сигналов сложной формы с локализованной информацией потребовало привлечения интеллектуальных вычислительных процедур обработки сигнала в фазовом пространстве [9].

Для того чтобы продемонстрировать преимущество предложенного подхода, предельно упростим модель (6) и допустим, что внешние возмущения уже подавлены $(h(t) \equiv 0)$, а наблюдаемые циклы $z_m(t)$, $m = 1,...,M$ имеют одинаковую форму зубцов P,Q,R,S,T, но за счет внутренних возмущений $\xi(t)$ варьируют моменты появления только одного из них – зубца T.

В этом случае из (6) следует упрощенная модель порождения ЭКГ

$$z_m(t) = \sum_i A_i \exp[-\frac{(t-\tilde{\mu}_{im})^2}{2b_i^2}], \qquad (7)$$

в которой

$$\tilde{\mu}_{im} = \begin{cases} \mu_i, & \text{если } i \neq T, \\ \mu_T(1+\delta_{Tm}), & \text{если } i = T, \end{cases} \qquad (8)$$

где μ_T – момент появления экстремального значения зубца T на эталонном сигнале $z_0(t)$, а $\delta_{Tm} \in [\delta_T^0, -\delta_T^0]$ – последовательность независимых случайных величин, которые с нулевым математическим ожиданием $M\{\delta_T\} = 0$ распределены на интервале, ограниченном числами $\pm\delta_T^0$.

Традиционный подход к оценке $z_0(t)$ по наблюдаемой ЭКГ, который применяют в большинстве существующих электрокардиографов [10], сводится к усреднению во *временной области* наблюдаемых циклов ЭКГ.

На рис. 3 представлен результат усреднения трех циклов $z_1(t)$, $z_2(t)$, $z_3(t)$ (рис. 3 а), порожденных моделью (7), (8), которые синхронизированы по максимуму зубца R (рис. 3 б). Легко видно, что форма зубца T на усредненном цикле $\hat{z}_0(t)$ (рис. 3 в) существенно искажена.

Понятно, что при синхронизации этих же циклов по максимуму зубцов T на усредненном цикле $\hat{z}_0(t)$ будет искажена уже форма других фрагментов – зубцов P,Q,R,S.

Казалось бы, описанную проблему можно преодолеть, если синхронизировать *интервалы*, на которых сосредоточены отдельные фрагменты. Однако, известно [11], что в реальных ситуациях зубцы P,Q,R,S,T не имеют четких границ, а значит не так уж просто синхронизировать указанные интервалы.

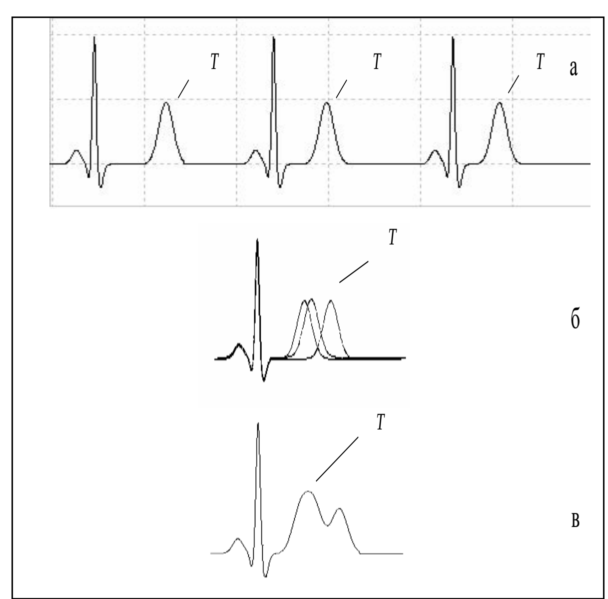


Рис. 3. Результат усреднения циклов во временной области

Таким образом, тривиальная процедура усреднения сердечных циклов во временной области приводит к «размыванию» формы информативных фрагментов и, как следствие, к ошибкам в определении значений диагностических признаков, сосредоточенных на этих фрагментах.

Рассмотрим альтернативный подход к оценке эталона $z_0(t)$, который сводится к переходу от скалярного сигнала $z(t)$ к его отображению на фазовой плоскости $z(t), z'(t)$, где $z'(t)$ – скорость изменения

электрической активности сердца [9].

Переход к координатам $z(t), \dot{z}(t)$ можно пояснить как графоаналитический метод исследования динамической системы, состояние которой описывается дифференциальными уравнениями

$$\dot{x}_1 = x_2, \qquad (9)$$

$$\dot{x}_2 = F(x_1, x_2), \qquad (10)$$

где $x_1 = z(t)$ – выходная координата системы, в данном случае величина электрической активности сердца, измеренная в момент времени t, $x_2 = \dot{z}(t)$ – ее первая производная, а $F(x_1 x_2)$ – некоторая нелинейная функция.

Разделив (10) на (9), получим уравнение, в котором время t представляет собой параметр и в явном виде отсутствует:

$$\frac{dx_2}{dx_1} = \frac{F(x_1, x_2)}{x_2}. \qquad (11)$$

Решение уравнения (11)

$$x_2 = \Psi(x_1) \qquad (12)$$

с учетом обозначений $x_1 = z(t)$ и $x_2 = \dot{z}(t)$ можно представить в виде зависимости

$$\dot{z}(t) = \Psi(z(t)), \qquad (13)$$

которая определяет фазовую траекторию на плоскости $z(t), \dot{z}(t)$.

Легко убедиться в том, что, несмотря на варьирование моментов появления зубцов T на циклах $z_1(t)$, $z_2(t)$, $z_3(t)$ (рис. 4 а), фазовые траектории этих циклов в координатах $z(t), \dot{z}(t)$ совпадают (рис. 4 б). Отсюда следует, что при усреднении этих траекторий с последующим возвращением во временную область получим оценку $\hat{z}_0(t)$ (рис. 4 в) эталонного цикла $z_0(t)$ без каких либо искажений.

Поскольку на практике аналитические выражения функций $x_1 = z(t)$ и $F(\cdot)$ неизвестны, будем строить фазовый портрет ЭКГ экспериментально по цифровой последовательности $z(t_k)$ дискретных значений сигнала, наблюдаемого в моменты времени $t_k \equiv k\Delta$, $k = 0,1,..,K-1$, где Δ – шаг квантования.

Несмотря на то, что дифференцирование зашумленных функций относится к числу некорректно поставленных математических задач, применение специальных процедур *адаптивной* фильтрации и регуляризации позволило получить приемлемую оценку производной $\dot{z}(t)$ реальных ЭКГ. В результате формируется последовательность двумерных векторов (точек)

$$(z(t_0), \dot{z}(t_0)), \dots, (z(t_{K-1}), \dot{z}(t_{K-1})), \qquad (14)$$

лежащих на фазовой плоскости $z(t), \dot{z}(t)$.

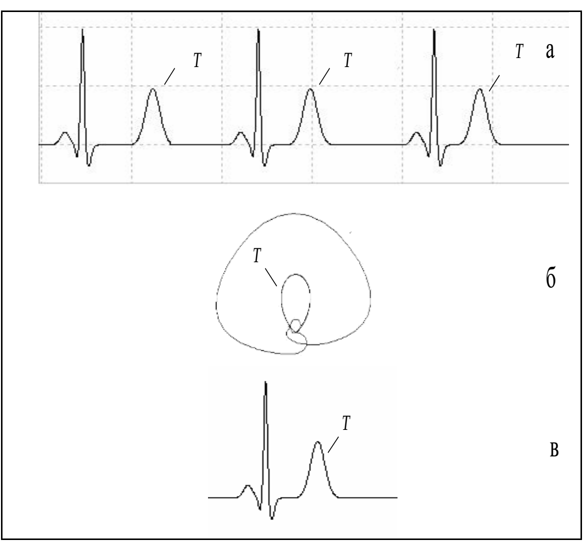


Рис. 4. Результат усреднения циклов на фазовой плоскости

Автоматическая классификация циклов

Для повышения эффективности оценки эталонного цикла по реальной ЭКГ необходимо перед усреднением исключить фазовые траектории, порожденные атипичными циклами. Атипичными считаются циклы, вызванные экстрасистолами (преждевременными сокращениями сердечной мышцы) либо случайными артефактами.

Особенность процедуры автоматической классификации циклов состоит в том, что форма атипичного цикла одной ЭКГ может быть типична для другой и наоборот, а значит невозможно построить про-

цедуру распознавания, основанную на аналитическом описании формы циклов.

Предлагаемый алгоритм *классификации* основан на единственном предположении, что число атипичных циклов M_N значительно меньше общего числа M обрабатываемых циклов, т.е. $M_N << M$ (в противном случае определение «типичный цикл» теряет смысл).

Вычислим $M \times M$ матрицу хаусдорфовых расстояний

$$R_H(Q_k,Q_m) = \max \left\{ \max_{q_k \in Q_k} \min_{q_m \in Q_m} \rho(q_k,q_m), \max_{q_m \in Q_m} \min_{q_k \in Q_k} \rho(q_k,q_m) \right\} \quad (15)$$

между всеми парами Q_k и Q_m фазовых траекторий отдельных циклов ЭКГ, где $\rho(q_k,q_m) = \| q_k - q_m \|$ – евклидово расстояние между нормированными векторами $q_k = (z_k, \dot{z}_k) \in Q_k$ и $q_m = (z_m, \dot{z}_m) \in Q_m$, принадлежащими k-й и m-й траекториям.

Номер строки этой матрицы, сумма элементов которой минимальна, определит траекторию

$$Q_0 = \arg \min_{1 \le j \le M} \sum_{i=1}^{M} R_H(Q_i,Q_j), \quad (16)$$

которую будем называть *опорной траекторией* в нормированном фазовом пространстве.

Поскольку, в соответствии с (16), среднее расстояние от опорной траектории до остальных траекторий минимально, траектория Q_0 расположена «внутри» множества $Q = \{Q_1,...,Q_M\}$ (рис. 5), причем в силу того, что $M_N << M$, траектория Q_0 заведомо порождена типичным циклом.

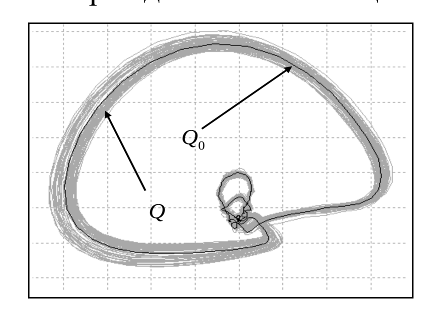


Рис. 5. Опорная траектория Q_0

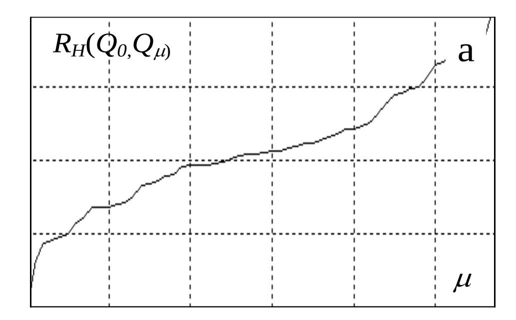
Этот факт позволяет обнаружить «нетипичные» циклы по расстоянию до Q_0. С этой целью упорядочим по возрастанию элементы строки матрицы хаусдорфовых расстояний, соответствующей Q_0.

Полученная последовательность расстояний

$$\Re = R_H(Q_0,Q_\mu), \quad \mu \in [1,M]$$

дает представление о вариабельности формы траекторий наблюдаемых сигналов по отношению к Q_0.

Если наблюдаемый сигнал содержит *только* типичные циклы, то упорядоченные расстояния $R_H(Q_0,Q_\mu)$ возрастают более-менее плавно с ростом μ (рис. 6, а).



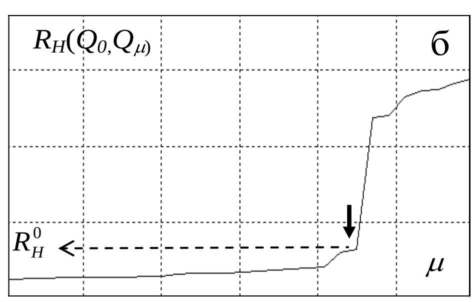


Рис. 6. Упорядоченные расстояния

Если же на ЭКГ появляются атипичные циклы, форма которых существенно отличается от опорного цикла, то последовательность $\Re$ содержит один или несколько выраженных скачков (рис. 6, б). Определив положение первого из таких скачков, можно найти пороговое значение R_H^0 и тем самым выделить подмножество траекторий

$$\Omega_N = \{Q_\mu : R_H(Q_0,Q_\mu) < R_H^0\},$$

подлежащих усреднению.

Эксперименты подтвердили эффективность предложенной процедуры классификации циклов реальных ЭКГ.

Практические результаты

На базе разработанных вычислительных процедур создан отечественный программно-технический комплекс ФАЗАГРАФ®, который реализует интеллектуальную ИТ оценки состояния сердечно-сосудистой системы человека по *одноканальной* ЭКГ.

Комплекс состоит из микропроцессорного регистратора ЭКГ DC-0600 (разработчик АОЗТ «Сольвейг», Киев) и компьютерной программы для работы на ПК под управлением ОС Windows или планшете (смартфоне) под управлением ОС Android (рис. 7).

В состав ИТ включены не только описанные вычислительные компоненты, но и ряд других процедур, реализующих сформулированные выше свойства интеллектуальных ИТ. Выбор и настройка компонент проводилась по схеме, показанной на рис. 2.

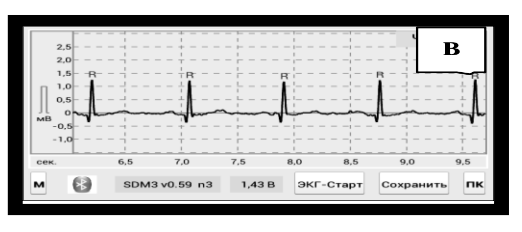
Переход от скалярного сигнала $z(t)$ к его отображению на фазовой плоскости $z(t)$, $\dot{z}(t)$ позволил *расширить* систему диагностических признаков, основанных на оценке скоростных характеристик электрической активности сердца. В частности в ФАЗАГРАФ® *впервые* реализована процедура надежного определения показателя β_T, характеризующего симметрию фрагмента реполяризации усредненной фазовой траектории.

Клинические испытания подтвердили, что оценка показателя β_T повышает чувствительность и специфичность ЭКГ-диагностики даже в тех случаях, когда анализ ЭКГ в 12 традиционных отведениях оказывался неинформативным [9].

Важное свойство ФАЗАГРАФ® – реализация процедуры *обучения*, позволяющей при каждом тестировании конкретного пользователя уточнять его *персональную* норму β_T^0 и на основании сравнения текущего значения диагностического признака β_T с β_T^0 выдавать пользователю рекомендации по активности в виде понятного графического образа (рис. 7, г). Тем самым обеспечен важный принцип персонифицированной медицины – лечить конкретного пациента, а не болезнь.







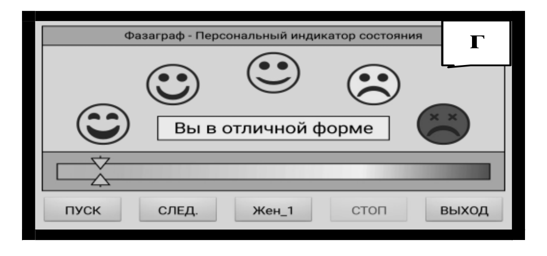


Рис.7. ФАЗАГРАФ на смартфоне:
а – регистратор, б – смартфон, в – экран ввода ЭКГ, г – персональный индикатор

ФАЗАГРАФ® прошел широкомасштабную апробацию (более 100 организаций) в разных сферах, в том числе, для решения задач профилактической и клинической медицины, контроля работников предприятий с повышенным техногенным риском (водители транспортных средств, операторы и пр.), в реабилитационных центрах и санаториях, спортивных и научно-исследовательских организациях, а

также в школах для тестирования учеников перед уроками физкультуры.

ФАЗАГРАФ® ориентирован не только на медицинских работников, но и на пользователей, которые не имеют специальной медицинской подготовки, но хотят следить за своим здоровьем. Его постоянное использование в домашних условиях позволяет пациенту оптимизировать образ жизни, разумно распределяя режим нагрузок и отдыха, определять необходимость дополнительного приема назначенных лекарств, оценивать возможные опасные отклонения в работе сердца от персональной нормы и самостоятельно накапливать данные за большой промежуток времени для последующих консультаций с врачом.

Метод фазаграфии рекомендован МОЗ Украины для проведения скрининговых обследований с целью определения риска ишемической болезни сердца [12].

Выводы

Классические методы ортогональных разложений мало пригодны для обработки сигналов с локализованной информацией, поскольку коэффициенты функционального ряда, построенного на всей области определения, почти нечувствительны к изменениям диагностических признаков, сосредоточенных на локальных фрагментах.

Разработана стохастическая модель порождения сложных сигналов с локализованной информацией в условиях внутренних и внешних возмущений. Предложен оригинальный подход к восстановлению полезного сигнала по последовательности искаженных реализаций в фазовом пространстве, который предусматривает классификацию типичных и атипичных циклов на основе хаусдорфовой метрики.

На базе разработанных вычислительных компонент создан и передан в серийное производство отечественный программно-технический комплекс ФАЗАГРАФ®, обеспечивающий оценку состояния сердечно-сосудистой системы человека по традиционным и оригинальным признакам одноканальной электрокардиограммы.

В ФАЗАГРАФ® реализована интеллектуальная процедура обучения, позволяющая при каждом тестировании уточнять персональную норму конкретного пользователя и тем самым обеспечить важный принцип персонифицированной медицины – лечить конкретного пациента, а не болезнь.

Литература

1. Файнзильберг, Л.С. (2008). *Информационные технологии обработки сигналов сложной формы. Теория и практика*. К: Наукова думка.
2. Омельченко, В.О. (1991). *Ортогональні розклади випадкових сигналів і полів*. К.: УМКВО.
3. Гриценко, В.И., Файнзильберг, Л.С. (2013). Компьютерная диагностика по сигналам сложной формы в условиях внутренних и внешних возмущений. *Доповіді Національної академии наук України*, 12, 36-44.
4. Файнзильберг, Л.С. (2017). Интерактивный синтез информационных технологий обработки сигналов с локализованной информацией. *Кибернетика и вычислительная техника.* 1(187). 11-29. https://doi.org/10.15407/kvt187.01.011.
5. Гриценко, В.І. (1992). Інтелектуалізація інформаційних технологій. *Наука і технології*. Київ: Інститут кібернетики ім. В.М. Глушкова НАН України, 4-9.
6. Файнзильберг, Л.С. (2016). Интеллектуальные возможности и перспективы развития фазаграфии – информационной технологии обработки сигналов сложной формы. *Кибернетика и вычислительная техника*. 186, 56-77. https://doi.org/10.15407/kvt186.04.056
7. Файнзильберг, Л.С. (2012). Имитационные модели порождения искусственных электрокардиограмм в условиях внутренних и внешних возмущений. *Journal of Qafgaz University – Mathematics and Computer Science*. 34, 92-104.
8. Файнзильберг, Л.С. (2013). *Компьютерная диагностика по фазовому портрету электрокардиограммы*. К.: Освита Украины.
9. Файнзильберг Л.С. Основы фазаграфии. – Киев: Освита Украины, 2017. – 264 с.
10. Zywienz C., Borovsky D., Goettsch G., Joseph G. (1990). Methodology of ECG Interpretation in the Hanover Program. *Meth. Inf. Med.* 29, 375.
11. Валужис А.К., Рашимас А.П. (1979). Статистический алгоритм структурного анализа электрокардиосигнала. *Кибернетика*. 3, 91-95.
12. Дячук, Д.Д., Гриценко, В.І., Файнзільберг Л.С. та ін. (2017). *Застосування методу фазаграфії при проведенні скринінгу ішемічної хвороби серця. Методичні рекомендації МОЗ України* № 163.16/13.17. К.: Український центр наукової медичної інформації і патентно-ліцензійної роботи.

References

1. Fainzilberg, L.S. (2008). *Informatsionnyie tehnologii obrabotki signalov slozhnoy formyi. Teoriya i praktika*. K: Naukova Dumka.
2. Omelchenko V.O. (1991) *OrtogonalnI rozkladi vipadkovih signalIv I polIv*. K.: UMKVO.
3. Gritsenko, V.I. & Fainzilberg, L.S. (2013). Kompyuternaya diagnostika po signalam slozhnoy formyi v usloviyah vnutrennih i vneshnih vozmuscheniy. *Dopovidi Natsionalnoyi akademii nauk Ukrayini*.12, 36-44.
4. Fainzilberg, L.S. (2017). Interaktivnyiy sintez informatsionnyih tehnologiy obrabotki signalov s lokalizovannoy informatsiey. *Kibernetika i vyichislitelnaya tehnika.* 1 (187). 11-29. https://doi.org/10.15407/kvt187.01.011.
5. Gritsenko, V.I. (1992) IntelektualIzatsIya InformatsIynih tehnologIy. *Nauka I tehnologIyi*. K.: Institut kIbernetik iim. V.M. Glushkova NAN Ukrayini, 4-9.
6. Fainzilberg, L.S. (2016). Intellektualnyie vozmozhnosti i perspektivyi razvitiya fazagrafii – informatsionnoy tehnologii obrabotki signalov slozhnoy formyi. *Kibernetika i vyichislitelnaya tehnika*. 186, 56-77. https://doi.org/10.15407/kvt186.04.056.
7. Fainzilberg, L.S. (2012). Imitatsionnyie modeli porozhdeniya iskusstvennyih elektrokardiogramm v usloviyah vnutrennih i vneshnih vozmuscheniy. *Journal of Qafqaz University – Mathematics and Computer Science*. 34, 92-104.
8. Fainzilberg, L.S. (2013). *Kompyuternaya diagnostika po fazovomu portretu elektrokardiogrammyi*. K.: Osvita Ukrainyi.
9. Fainzilberg, L.S. (2017) *Osnovyi fazagrafii*. K: Osvita Ukrainyi.
10. Zywienz C., Borovsky D., Goettsch G., Joseph G. (1990). Methodology of ECG Interpretation in the Hanover Program. *Meth. Inf. Med*. 29, 375.
11. Valuzhis, A.K. & Rashimas, A.P. (1979). Statisticheskiy algoritm strukturnogo analiza elektrokardiosignala. *Kibernetika*. 3, 91-95.
12. Dyachuk, D.D., Gritsenko, V.I., Fainzilberg L.S. i dr. (2017)/ *Zastosuvannya metodu fazagrafIyi pri provedenni skriningu ishemichnoyi hvorobi sertsya. Metodichni rekomendatsiyi MOZ Ukrayini* No. 163.16/13.17. K.: Ukrayinskiy tsentr naukovoyi medichnoyi informatsiy i patentno-litsenziynoyi roboti,.

RESUME

L.S. Fainzilberg

Intelligent information technology for processing of signals with localized information

When synthesizing information technologies for diagnosing the state of objects of different physical nature, one often has to deal with the situation when diagnostic information is concentrated on relatively small fragments of the signal that is observed. Typical examples of such signals are an electrocardiogram, fragments of which carry information about cardiac activity, and a thermogram of crystallization of the melt, fragments of which carry information about its chemical composition.

Classical methods of orthogonal expansions are not very suitable for processing such signals, since the coefficients of a functional series built over the entire observation area are almost insensitive to local changes in diagnostic signs.

The task of processing signals with localized diagnostic information is significantly complicated when the signal is observed under conditions of internal and external disturbances, which are not always additive.

The article discusses the stochastic model of generating signals with localized information under the conditions of internal and external disturbances. Based on the study of this model, a new approach to the processing of signals of complex shape is developed, based on the transition from the implementation observed in the time domain to its mapping in phase space.

It is shown that an effective information technology for extracting localized diagnostic information should have the properties of adaptation, learning, generalization and other properties that are inherent in natural intelligence.

The intelligent property of adaptation is illustrated by the example of filtering interference and the recovery of a useful signal distorted by non-additive disturbances.

The property of generalization is implemented in the original classification procedure for typical and atypical electrocardiogram cycles. Properties of learning allowed us to implement a personalized diagnosis of cardiac activity, based on a comparison of the current state of a particular user with his personal rate, which is automatically determined and constantly adjusted.

Based on the developed computational components, a domestic software and hardware complex has been created, which is successfully used to assess the state of the human cardiovascular system using an electrocardiogram.

Надійшла до редакції 07.09.2018

